Finance 金融, 2023, 13(3), 594-600
Published Online May 2023 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/fin
https://doi.org/10.12677/fin.2023.133061

企业的多层次最优投资策略与其神经网络控制研究

陈 清

曲阜市老年大学，山东 曲阜

收稿日期：2023年3月22日；录用日期：2023年5月17日；发布日期：2023年5月24日

摘 要

所谓的以经济建设为中心，重点是以企业为中心。总体讲，实力强大的企业，会更有能力考虑和使用多方面、多层次经营模式。但是企业的多元化经营策略也是有很大风险的。本文给出了更为实用的两要素多层投资决策模型，并论证了其最优解的存在性。探究了投资预算对企业价值的科学机理。研究结果为使用的有效性提供了直接的证据，该结果推广了T. Cover教授等人建立的两要素单层投资决策模型。

关键词

层次预算模型，最优控制，神经网络

Research on Multi-Level Optimal Investment Strategy and Its Neural Network Control

Qing Chen

Qufu University for the Aged, Qufu Shandong

Received: Mar. 22nd, 2023; accepted: May 17th, 2023; published: May 24th, 2023

Abstract

For the so-called economic construction as the center, the focus is on enterprises as the center. Generally speaking, the larger the enterprise scale, the stronger the strength, the more conditions to adopt diversified business strategy. But the diversification strategy of the enterprise is also a great risk. A two-factor multi-level investment decision-making model is given, and the theoretical correctness of the model is proved. This paper probes into the scientific mechanism of the investment budget to the enterprise value. The results of this study provide direct evidence for the effectiveness of the application. Our results improve the ones of the two-factor single-layer investment decision model established by professor T. Cover *et al.*

文章引用: 陈清. 企业的多层次最优投资策略与其神经网络控制研究[J]. 金融, 2023, 13(3): 594-600.
DOI: 10.12677/fin.2023.133061

Keywords

Multi-Level Budget Model, Optimal Control, Neural Network

1. 引言

随着我国各类资本市场的连续发展，近年来企业的经营和投资呈现出多样化和多层次化的特点。一般来说，企业不会仅仅经营一个产品或一个业务，而企业经营的多元化和多层次化可以降低企业的破产风险，达到实现企业收益的稳定性与可预测化的目的。因此，企业经营的多元化和多层次化就成为了众多企业实现自身生存和健康成长的重要途径。例如餐饮业的多样化经营和多层次化策略可以获得额外的价值创造效应，即多样化和多层次化红利。总之，实力大的企业，就越有意愿和条件使用多元化经营模式。但是企业的多元化经营策略也是有很大风险的。如像华润、中粮都是多元化企业，并且发展的很好，而大多数采用“跑马圈地”办法的企业的多元化，看到机会就要去试一试，没有一个支撑企业长期发展的长期战略预算团队，则其多元化可能会面临巨大的风险。投资预算策略如何规避经验造成的风险同时进行科学规划？多元化和多层次化投资预算问题该如何建模与数学计算？当然需要从数学理论和应用上研究该问题。在欧美比较发达的资本主义市场环境中，关于风险投资预算对企业价值的影响往往可以通过数量经济学研究得到好的结果。而很多时候金融变量之间的关系并非线性，真正的全局最优解也会在传统量化模型的认知之外。

2. 文献综述

在现有的机器学习框架下，将神经网络运用在量化投资可以去研究变量之间复杂的非线性规律，同时依托于计算机强大的计算能力，能够通过迭代算法找到全局最优解。冯炳纯[1]研究了以数据挖掘技术为基础的财务舞弊识别模型，并给出了例证，Cambria *et al.* [2]得到了基于金融预测的人工智能处理问题，张莉[3]对上市公司舞弊审计做了实际验证工作，杨振华[4]基于深度学习和文本挖掘的股票进行了预测研究，赵晨[5]给出了动态神经网络在量化投资预测中的应用，白一池[6]对资本市场量化投资策略和风控措施做了探析，付志刚等[7]得到了基于人工神经网络的量化投资策略研究。此外，柴杲[8]等研究了经济政策和时间的变化对有色金属股票价格的影响；郭英新等[9] [10] [11]研究了神经网络的稳定性理论，为其应用打下了坚实的理论基础。

企业投资在各个项目间的最优比例分配问题，这是一个典型的会计学和经济学问题。如果仅凭着经验做出投资决策，不仅会导致投资收益不稳定和失误，而且会危害企业的健康发展，甚至生存。因此，如何滤掉以经验作为传统手段和基于简单数据指标的单层模型决策等方法的不足，找出一种更为高效实用的数学化、智能化技术特别具有实际意义。本文的主要优点在于：1) 本文集中于企业投资在各个项目间的最优比例分配问题研究，有利于投资预算的安全性和可预测性。2) 最主要的投资预算模型主要还是1980 年代斯坦福大学 T. Cover 教授等人建立的两要素单层投资决策模型。本文给出了更为实用的多层投资预算模型，同时证明了该模型在理论上的正确性，探究了投资预算对企业价值的科学机理。

3. 模型建立

最优投资预算问题是一个典型的会计学和经济学问题，80 年代 Stanford 大学 T. Couer 教授等人给出

了该问题的一个计算模型，可在股票、设立分公司策略、债券等投资预算中进行估算。

一个最简单的投资预算模型，可选择以下两个要素来设计：

1) 投资预算收益矢量：

$$\xi^m = (\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_m),$$

其中 $(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_m)$ 为一个随机量，其联合概率分布为 $F(x^m) = F(x_1, x_2, \cdots, x_m)$。这时 ξ_i 表示第 i 个项目中的单位资本的收益。

2) 投资预算比例矢量：

$$b^m = (b_1, b_2, \cdots, b_m),$$

其中

$$b_i = \left(b_i^1, b_i^2, \cdots, b_i^{p_i}\right),\ i \in \{1, 2, \cdots, m\}.$$

这里 b_i^j 表示资本在第 i 个投资项目的第 j 个子项目上的投资比例，因此有 $b_i^j \ge 0$，$i \in \{1, 2, \cdots, m\}$，$j \in \{1, 2, \cdots, p_i\}$，$\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{p_i} b_i^j = 1$。

定义 3.1 称 (ξ^m, b^m) 为一个投资预算模型，而称 $S(\xi^m, b^m) = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{p_i} b_i^j \xi_i$ 为该投资预算收益模型的投资收益值。

一个投资预算问题就是要求一个投资预算矢量使得这个投资收益值为最大。可是它具有随机性，是一个随机矢量，所以 $S(\xi^m, b^m)$ 的值也是一个随机量，因此在此类投资预算模型中，$S(\xi^m, b^m)$ 的数值并不能直接给出预算矢量 b^m 选择的优劣。也就是单纯一次投资的收益 $S(\xi^m, b^m)$ 的数值不能直接给出决策预算矢量 b^m 的优劣。而经多次反复使用的预算矢量 b^m，如果能取得总的效果是好的，那么这个决策预算矢量 b^m 应被看作是一个好的投资决策预算矢量。于是基于这一点，在经济模型中常常引进一个叫“倍率函数”(Doubling Function)的量来估算投资决策预算矢量 b^m 的优劣。一般地，倍率函数定义为

$$W(\xi^m, b^m) = \int_{K^m} \ln\left(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{p_i} b_i^j x_i\right) \mathrm{d}F(x_1, \cdots, x_m).$$

可以被用作是估价投资决策预算矢量优劣的倍率函数的使用条件如下：

如果决策向量 b^m 被多次反复尝试，而每次尝试的投资预算收益矢量是独立同分布的，记

$$\xi_1^m, \xi_2^m, \cdots, \xi_n^m$$

为 n 次投入的收益，其中 $\xi_1^m, \xi_2^m, \cdots, \xi_n^m$ 为独立同分布的一组随机量，且其联合概率分布为 $F(x^m)$。这时 n 次投入的总收益为

$$S_n(\xi^m, b^m) = \prod_{i=1}^{n} S(\xi_i^m, b^m) = \exp\left\{\sum_{k=1}^{n} \ln\left[S(\xi_k^m, b^m)\right]\right\} = \exp\left[\sum_{k=1}^{n} \ln\left(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{p_i} b_i^j \xi_{k,i}\right)\right],$$

其中，$\xi_{k,i}$ 为第 $k\left(k \in \{1, 2, \cdots, n\}\right)$ 次投入在第 $i\left(i \in \{1, 2, \cdots, m\}\right)$ 个项目上单位投入的收益。因为 $\xi_1^m, \xi_2^m, \cdots, \xi_n^m$ 是一组相互独立同分布的随机矢量，这时

$$\ln\left(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{p_i} b_i^j \xi_{k,i}\right),\ k = 1, 2, \cdots, n$$

也是相互独立同分布的随机向量。由概率与统计学中的强大数定律可得

$$\sum_{k=1}^{n}\ln\left(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_i}b_i^j\xi_{k,i}\right)\sim n\cdot E\left(\ln\left(\sum b^m\xi_k\right)\right)=n\cdot W\left(\xi^m,b^m\right).$$

因此，假如 b^m 被多次使用，则 $W\left(\xi^m,b^m\right)$ 就越高，于是全部的投入收益也就越高。

定义 3.2 一个投入矢量 b_0^m 叫做最优投入矢量，如果 $W\left(\xi^m,b_0^m\right)=W\left(\xi^m\right)=\max\left[W\left(\xi^m,b^m\right)\right]$，$b^m\in B^m$，其中 B^m 为满足 $b_i\geq 0$，$i=1,2,\cdots,m$，$\sum_{i=1}^{m}b_i=1$ 的矢量 b^m 的所有集。也称 $W\left(\xi^n\right)$ 为 ξ^n 的倍率。

故有，一个如何投入问题也就是求 $W\left(\xi^m\right)$ 及最优投入 b^m 的值问题。

3.1. 最优投入预算的统计模型

在最优投入模型 $\left(\xi^m,b^m\right)$ 中，以上假定的 ξ^m 的联合概率分布 $F\left(x^m\right)$ 是已知的，可是实际中这一点很难求得，特别是当投资项目数目 m 比较大时，ξ^m 的联合概率分布 $F\left(x^m\right)$ 是没法确定，这样要借助于统计学理论来进行估算。记

$$x^{n\times m}=\begin{pmatrix}x_1^m\\x_2^m\\\vdots\\x_n^m\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}x_{1,1}&x_{1,2}&\cdots&x_{1,m}\\x_{2,1}&x_{2,2}&\cdots&x_{2,m}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\x_{n,1}&x_{n,2}&\cdots&x_{n,m}\end{pmatrix}$$

是 n 次考察样本，即

$$x_i^m=\left(x_{i,1},x_{i,2},\cdots,x_{i,m}\right)$$

为第 i 次观察的投入预算收益矢量，或 $x_{i,j}$ 为第 i 次考察时，第 j 个项目的单位资本预算收益。这时对某个投资预算矢量 b^m 的倍率函数为

$$W\left(x^{n\times m},b^m\right)=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\ln\left(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_i}b_i^jx_{k,i}\right)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\ln\left(b^m,x_k^m\right),$$

其中 $\left(b^m,x_i^m\right)=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_i}b_i^j\xi_{k,i}$ 为矢量 b^m 与 x_i^m 的数量积。

于是，满足 $W\left(X^{n\times m},b_0^m\right)=W\left(X^{n\times m}\right)=\max_{b^m\in B^m}\left[W\left(x^{n\times m},b^m\right)\right]$ 成立的矢量 b_0^m 定义为 $x^{n\times m}$ 的最优解。这样，最优投入矢量问题就化为如何求 $x^{n\times m}$ 的最优解 b_0^m 问题。

3.2. 最优投入问题的神经网络计算

为了可以使用神经网络计算来解决最优投入问题，我们需要首先将如上数学模型的最优投入问题转化成某个神经网络的算法问题[9] [10] [11]。

1) 选择某个离散型 Hopfield 神经网络(HNNS)来刻画最优投入课题。取该网络状态矢量为 b^m，记 B^m 为状态矢量空间。

2) 如果观察数据 $x^{n\times m}$，这时取权重矢量矩阵为

$$w_{k,l}\left(b^m\right)=\frac{x_{k,l}}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_i}b_i^jx_{k,i}} \tag{1}$$

且定义

$$\alpha_l\left(b^m\right)=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}w_{k,l}\left(b^m\right)$$

称之为该投资决策预算模型的权重因子。

3) 令 HNNS 的算子为 T，则有

$$T\left(b^m\right)=b'^m=\left(b_1',b_2',\cdots,b_m'\right), \tag{2}$$

其中

$$b_l'=b_l\alpha_l\left(b^m\right),\ l=1,2,\cdots,m. \tag{3}$$

和

$$b_l'=\left(b_l'^1,b_l'^2,\cdots,b_l'^{p_l}\right),\ l\in\{1,2,\cdots,m\}.$$

引理 3.2.1 如果 $b^m\in B^m$，那么 $T\left(b^m\right)\in B^m$。

证明：$b_l'\geq 0$ 可以由 $b_l\geq 0$ 与 $x_{k,l}\geq 0$ 得到。此外根据(1)~(3)式有

$$\sum_{l=1}^{m}b_l'=\sum_{l=1}^{m}\sum_{k=1}^{n}\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{p_l}b_l^j w_{k,l}\left(b^m\right)=1,$$

$\therefore b'^m\in B^m$，引理得证。

因此(1)~(3)叫做最优投入问题的神经网络学习算法公式。该算法具体为

PL-1 取 $b_0^m(0)=\left(\frac{1}{m},\frac{1}{m},\cdots,\frac{1}{m}\right)$ 为初始状态；

PL-2 如果 $b^m(t)$ 已知，记 $b^m(t+1)=T\left[b^m(t)\right]$。这时取 $b_l(t+1)=b_l(t)\alpha_l\left[b^m(t)\right]$，$l=1,2,\cdots,m$。由此，我们得到了一系列 $b_i(t)$，$t=0,1,2,\cdots$，相应的极限点 b_0^m 就为所求之最优解。

3.3. 最优投资决策的若干基本性质

定理 3.3.1 如果 $b'^m=T\left(b^m\right)$，由(1)~(3)定义，那么必有关系式 $W\left(x^{n\times m},b'^m\right)-W\left(x^{n\times m},b^m\right)\geq D\left(b'^m,b^m\right)\geq 0$ 成立，其中 $D\left(b'^m,b^m\right)$ 为 b'^m 关于 b^m 的互熵，其定义为

$$D\left(b'^m,b^m\right)=\sum_{i=1}^{m}\left(\sum_{j=1}^{p_i}b_i^{j'}\right)\ln\frac{\sum_{j=1}^{p_i}b_i'^j}{\sum_{j=1}^{p_i}b_i^j}$$

由互熵的性质可知，$D\left(b'^m,b^m\right)\geq 0$ 且 $D\left(b'^m,b^m\right)=0\Leftrightarrow b'^m=b^m$。

证明：令 $\Delta=W\left(x^{n\times m},b'^m\right)-W\left(x^{n\times m},b^m\right)$。这时

$$\begin{aligned}\Delta&=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left[\ln\left(\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l'^j x_{k,l}\right)-\ln\left(\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l^j x_{k,l}\right)\right]\\&=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\ln\frac{\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l'^j x_{k,l}}{\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l^j x_{k,l}}\\&=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\ln\left[\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l'^j w_{k,l}\left(b^m\right)\right]\\&=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\ln\left[\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l}b_l^j\alpha_l\left(b^m\right)w_{k,l}\left(b^m\right)\right]\end{aligned}$$

$$
\begin{aligned}
&\geq \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l} b_l^j w_{k,l}\left(b^m\right)\ln\left[\alpha_l\left(b^m\right)\right] \\
&= \sum_{l=1}^{m}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\sum_{j=1}^{p_l} b_l^j w_{k,l}\left(b^m\right)\ln\left[\alpha_l\left(b^m\right)\right] \\
&= \sum_{l=1}^{m}\sum_{j=1}^{p_l} b_l'^j \ln\left[\alpha_l\left(b^m\right)\right] \\
&= \sum_{l=1}^{m}\left(\sum_{j=1}^{p_l} b_l'^j\right)\ln\left[\frac{\sum_{j=1}^{p_l} b_l'^j}{\sum_{j=1}^{p_l} b_l^j}\right] = D\left(b'^m, b^m\right).
\end{aligned}
$$

其中的大于等于号是根据对数函数的性质得到，证毕。

定理 3.3.2 如果矩阵 $x^{n\times m}$ 是列线性无关的，则它的最优投入决策 b_0^m 是唯一的。

证明：反证法。如果最优决策 b_0^m 不是唯一的，那么必有两个向量 $b_0^m \neq b_1^m$ 且都为最优解。这时

$$
W\left(x^{n\times m}, b_0^m\right) = W\left(x^{n\times m}, b_1^m\right) = W\left(x^{n\times m}\right),
$$

其中 $W\left(x^{n\times m}\right) = \max\limits_{b^m\in B^m}\left[W\left(x^{n\times m}, b^m\right)\right]$。

取 $b_2^m = \left(b_0^m + b_1^m\right)/2$，那么

$$
\begin{aligned}
W\left(x^{n\times m}, b_2^m\right) &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\ln\left(b_2^m, x_i^m\right) \\
&\geq \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{2}\left[\ln\left(b_0^m, x_i^m\right) + \ln\left(b_1^m, x_i^m\right)\right] \\
&= \left[W\left(x^{n\times m}, b_0^m\right) + W\left(x^{n\times m}, b_1^m\right)\right]/2 = W\left(x^{n\times m}\right),
\end{aligned} \tag{4}
$$

其中“≥”中等号成立当且仅当

$$
\left(b_0^m, x_i^m\right) = \left(b_1^m, x_i^m\right) \text{或} \left(b_0^m - b_1^m, x_i^m\right) = 0
$$

对 $\forall i = 1,2,\cdots,n$ 都成立。因为 $x^{n\times m}$ 是列线性无关的，且 $b_0^m - b_1^m$ 是非零向量，所以 $\left(b_0^m - b_1^m, x_i^m\right) \neq 0$，所以(4)式中“>”成立，这就与 $W\left(x^{n\times m}\right)$ 的定义矛盾。证毕。

3.4. 最优投入算法与它的收敛性

利用以上的最优投入学习算法，记

$$
b^m(t+1) = T\left(b^m(t)\right),\ t = 0,1,2,\cdots, \tag{5}
$$

则当 $t\to\infty$ 时，$W\left[x^{n\times m}, b^m(t)\right]$ 趋近于 $W\left[x^{n\times m}, b_0^m\right]$ 成立，其中 b_0^m 为 $b^m(t)$ 的一个极限，这时 $b_0^m \in B^m$，且 b_0^m 为收敛点。

因此我们的算法给出了局部最优解，为了达到最优解，可以通过使用在局部最优解上加一个干扰的这样的退火算法技术经多次后求得其最优解。

4. 结论

企业的投入问题关系着企业的运营和效益情况，是其经营活动的关键点。高效科学的识别规避投入陷阱甚至涉及它的生存。神经网络理论是其算法的理论基础，由此得到的自我学习算法技术在图像识别、声音辨识等领域已经取得了重要应用，本文构建了用于识别企业投入预算预测的多层次神经网络模型，

它可以用于多层次多维度分析实际问题。本文在理论上给出了严格的数学推理和证明，其稳定性收敛理论重要性强，因而实践性强。此外，研究不仅证明了该模型在多层次投入预算中的优势，而且表现出较好的预测性能。同时，投入预算的结果也可以作为一种数据库，用于丰富前期估值数据。总之，本文开发了基于多层次的投入预算模型，其神经网络智能算法可以在投入投资问题中为财务和会计人员提供参考和科学支撑。

基金项目

山东省自然科学基金项目(ZR2021MA043)。

参考文献

[1] 冯炳纯. 基于数据挖掘技术的财务舞弊识别模型构建[J]. 财会通讯, 2019, 805(5): 93-97.

[2] Xing, F.Z., Cambria, E. and Welsch, R.E. (2018) Natural Language Based Financial Forecasting: A Survey. *Artificial Intelligence Review*, **50**, 49-73. https://doi.org/10.1007/s10462-017-9588-9

[3] 张莉. 基于国家治理的上市公司舞弊审计实证检验[J]. 财会月刊, 2018(6): 138-146.

[4] 杨振华. 基于深度学习和文本挖掘的股票预测研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 东华大学, 2020.

[5] 赵晨. 动态神经网络在量化投资预测中的应用[D]: [硕士学位论文]. 上海: 复旦大学, 2014.

[6] 白一池. 资本市场量化投资策略和风控措施探析[J]. 现代商业, 2020, 558(5): 119-120.

[7] 付志刚, 沈慧娟. 基于人工神经网络的量化投资策略研究[J]. 广西财经学院学报, 2018, 31(5): 70-81.

[8] 柴杲, 游达明. 经济政策不确定性对有色金属股票收益率的时变影响[J]. 财经理论与实践, 2020, 227(5): 47-55.

[9] 郭英新. 非线性随机时滞神经网络的稳定性分析与脉冲镇定[M]. 北京: 科学出版社, 2017.

[10] Guo, Y. and Cao, J. (2019) Stability and Stabilization for Stochastic Cohen-Grossberg Neural Networks with Impulse Control and Noise-Induced Control. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, **29**, 153-165. https://doi.org/10.1002/rnc.4379

[11] Guo, Y. (2017) Exponential Stability Analysis of Traveling Waves Solutions for Nonlinear Delayed Cellular Neural Networks. *Dynamical Systems—An International Journal*, **32**, 490-503. https://doi.org/10.1080/14689367.2017.1280447